УДК: 621.311 https://doi.org/10.15407/jai2025.01.045

О. І. Стасюк[1], Л. Л. Гончарова[2]
[1,2] Інститут проблем штучного інтелекту МОН України і НАН України, Україна
пр. Академіка Глушкова, 40, м. Київ, 03187
[1]ostasuk177@gmail.com
[2]ktarae188@gmail.com
[1]https://orcid.org/0000-0002-2889-2288
[2]https://orcid.org/0000-0003-0116-0682

ДИФЕРЕНЦІЙНІ МОДЕЛІ, ІНТЕГРОВАНІ У СТРАТЕГІЇ ОПТИМІЗАЦІЇ ІНФОРМАЦІЙНОГО КОНТЕНТУ СЕРЕДОВИЩ З ВИПАДКОВІСТЮ НА ОСНОВІ ШІ-СИСТЕМ

Анотація. На основі проведеного аналізу еволюції масового використання штучного інтелекту обґрунтовано напрямок досліджень, пов'язаний з оптимізацією інформаційного контенту режимів функціонування середовищ з випадковістю. Розглянуто моделі приведення ознак, що відображають характеристики середовища, до єдиного масштабу**.** Для широкого класу об’єктів з кінцевою або неперервною кількістю станів, що представляються рівняннями Колмогорова, обґрунтовано процедури їх ідентифікації. Запропоновано диференційні моделі, інтегровані у стратегії оптимізації шляхом використання дискрет диференціального спектра, який є відображенням інформаційного контенту середовища у диференційній області. Розглянуто моделі, інтегровані у стратегії вибору дій процедур оптимізації.

Ключові слова: аналіз, стратегія, оптимізація, диференційні моделі, диференційні перетворення, штучний інтелект, відображення, адаптивне управління, середовище, диференційний спектр, інформаційний контент.

O. Stasiuk[1], L. Goncharova[2]
[1,2]Institute of Artificial Intelligence Problems of the Ministry of Education and Science of Ukraine and the National Academy of Sciences of Ukraine, Ukraine
40 Avenue Academik Glushkov, Kyiv, 03187
[1]ostasuk177@gmail.com
[2]ktarae188@gmail.com
[1]https://orcid.org/0000-0002-2889-2288
[2]https://orcid.org/0000-0003-0116-0682

DIFFERENTIAL MODELS INTEGRATED INTO STRATEGIES FOR OPTIMIZATION OF INFORMATION CONTENT OF ENVIRONMENTS WITH RANDOMNESS BASED ON AI SYSTEMS

Abstract. Based on the analysis of the evolution of the mass use of artificial intelligence, the direction of research related to the optimization of the information content of the modes of operation of environments with randomness is substantiated. Models of reducing the features reflecting the characteristics of the environment to a single scale are considered. For a wide class of objects with a finite or continuous number of states, represented by Kolmogorov equations, procedures for their identification are substantiated. Differential models are proposed, integrated into optimization strategies by using discrete differential spectrum, which is a reflection of the information content of the environment in the differential domain. Models are considered, integrated into strategies for choosing actions of optimization procedures**.**

Keywords: analysis, strategy, optimization, differential models, differential transformations, artificial intelligence, mapping, adaptive control, environment, differential spectrum, information content.

Вступ

В умовах стрімкого розвитку технологій штучного інтелекту (ШІ) та його інтеграції в різноманітні сфери діяльності людства постає нагальна потреба у вдосконаленні методів управління та оптимізації режимів функціонування складних енергетичних об’єктів і систем. Процес оптимізації реалізується шляхом використання алгоритмів ШІ для покращення контенту, щоб він став більш точним, зрозумілим або корисним [1-4]. Наприклад, у системах моніторингу енергомережі алгоритми ШІ оптимізують контент, що стосується розподілу енергії, прогнозування перевантажень або аномалій. У цьому контексті інтелектуальною основою для

прийняття рішень у різноманітних динамічних середовищах, в першу чергу, являються задачі класифікації характеристик об'єкта, оскільки вони мають широкий спектр застосувань у реальному світі, допомагаючи автоматизувати процеси аналізу даних і оптимізації прийняття рішень. Класифікація інтегрується у вибір оптимальних стратегій, коли на основі характеристик, тобто ознак стану середовища, обирається клас дії, який найкраще відповідає поточному контенту об'єкта для досягнення певної мети. Фактично, для кожного класу характеристик об'єкта визначається набір відповідних дій або стратегій. Інтеграція класифікації у вибір дій дозволяє системам бути адаптивними, точними і ефективними в динамічних умовах. З ростом складності ШІ-систем виникає потреба в розробці математичних моделей, що відкривають можливість інтеграції процедур класифікації у вибір оптимальних стратегій і ефективних дій, що дозволяють оптимізувати процеси обробки та розповсюдження контенту [3-7].

Постановка задачі

Управління складними енергетичними середовищами з випадковістю на основі сучасних технологій штучного інтелекту вимагає оптимізації великого обсягу інформаційного контенту, що формується в умовах багатофакторної взаємодії елементів системи. Завдання ускладнюється динамічним характером цих процесів, високою швидкістю змін і необхідністю збереження ефективності в умовах невизначеності. Основна проблема полягає у забезпеченні адаптивного управління інформаційними потоками та оптимізації контенту, що враховує динамічність середовища, нелінійність процесів, які залежать від складних взаємозв'язків між елементами системи та багатовимірність даних, представлених в різних форматах, що потребує об'єднання та аналізу різнорідних джерел. З ростом складності систем штучного інтелекту виникає потреба в застосуванні сучасних підходів в області оптимізації інформаційного контенту режимів функціонування складних енергетичних систем, керованих ШІ [4,8]. Крім того, завдяки використанню технологій штучного інтелекту з'явилась необхідність в створенні нових, більш ефективних стратегій управління динамічними об'єктами або процесами. Відкрилась можливість суттєво покращити їх ефективність, стабільність та безпеку функціонування, а також точність прогнозів, рівень адаптивності систем та витрати на обчислювальні ресурси.

Мета роботи

Розробка диференційних математичних моделей, інтегрованих у стратегії оптимізації і вибору класу дій, адекватних поточному інформаційному контенту, що відображає складні енергетичні середовища з випадковістю, шляхом використання у системах штучного інтелекту для ретельного спостереження, аналізу і оптимізації інформаційних процесів для адаптивного управління, самонавчання, прийняття обґрунтованих рішень, імітації процедур мислення, використанням інтелектуальних моделей і алгоритмів та створення нових можливостей у різних сферах діяльності.

Дослідження проблеми

Індивідуальна сутність будь-якого об'єкта або середовища представляється певним набором характеристик чи ознак. Сукупність характеристик, які описують сутність об'єкта і являються основою відображення як поточного стану його, так і категорії або класу. Розподіл об'єктів на категорії – класи представляє собою процес класифікації, який включає аналіз характеристик, використання методів класифікації та прогнозування [4,10]. Характеристики можуть бути числовими, бінарними, категоріальними, а також тестовими, які спочатку перетворюються на числові форми. В технологіях ШІ індивідуальна сутність — це ключова концепція, яка дозволяє системам розпізнавати, аналізувати, класифікувати і, в залежності від зміни зовнішнього середовища та унікальних характеристик

об'єкта, оптимізувати процес прийняття рішення. Процедура аналізу характеристик об'єкта і визначення, до якого класу він належить, має широкий спектр застосування у виробництві, енергетиці, медицині, фінансах та багатьох інших сферах. Можна класифікувати інформаційні контенти об’єктів за їх природою, структурою, джерелом походження, призначенням та формою представлення. Наприклад, за форматом представлення може бути текстовий контент, візуальний у вигляді зображення, відеоконтент, графічний, аудіоконтент, представлений звуковими файлами, а також інформаційний контент у вигляді часових рядів, які змінюються за часом.

Представляє інтерес клас об’єктів, спілкування з яким проводиться через їх інформаційне представлення, тобто інформаційний контент. До таких об’єктів відносяться енергомережі, біологічні системи, транспортні інфраструктури та інші, які містять численні взаємопов'язані компоненти, а їх аналіз і використання є ключовими для побудови технологій штучного інтелекту, орієнтованих на конкретні завдання та середовища. Відмітимо, що ефективне функціонування таких об’єктів і систем залежить не лише від технологічних рішень, а й, в великій долі, від процедур оптимізації інформаційного контенту, тобто оптимізації стану середовища з випадковістю. В контексті ШІ, в залежності від класу складних об’єктів, систем або процесів, інформаційний контент, що відображає їх стан, є різноманітним за своїм форматом, природою і призначенням [9-11]. Його аналіз і використання є ключовими для побудови ефективних ШІ-систем, орієнтованих на конкретні завдання та середовища. Тому, в рамках дослідження, будемо використовувати наступне поняття: інформаційний контент складних енергетичних об’єктів чи систем.

Визначення 1

Інформаційний контент складних енергетичних середовищ — це сукупність структурованих і неструктурованих даних, зібраних з сенсорів, систем моніторингу, баз даних або генерованих штучно, які відображають ключові характеристики, стани, процеси взаємодії та динаміку роботи об’єктів чи систем.

Режими функціонування складних середовищ з випадковістю залежать від нелінійності процесів, багатовимірності даних, складності взаємозв’язків між елементами і характеризуються кінцевою або неперервною кількістю станів, які відображають інформаційні контенти у вигляді відповідної сукупності ймовірностей. В цьому аспекті, процедури оптимізації режимів складних середовищ з випадковістю реалізуються шляхом зміни ймовірностей стану, що еквівалентно оптимізації інформаційного контенту, який відображає процеси їх функціонування, враховуючи як дії до змін, так і перешкоди, що гальмують їх. Інформаційне представлення таких об’єктів у вигляді інформаційного контенту може включати поточні дані, тренди, прогнози, сигнали або рекомендації і є основою для створення цифрових двійників систем, інтелектуальних алгоритмів управління, процедур автоматизації процесів функціонування, впровадження штучного інтелекту для оптимізації та підвищення ефективності систем. У випадку енергосистеми, це можуть бути технічні, економічні, екологічні та інші параметри, що використовуються для управління, аналізу, прогнозування або оптимізації її функціонування. Інформаційний контент використовується для проведення моніторингу та адаптивного управління системою, наприклад, прогнозування її станів, споживання енергії, виявлення аномалій, оптимізації та прийняття рішень.

Системи штучного інтелекту, орієнтовані на оптимізацію інформаційного контенту і відповідно стану складних енергетичних об’єктів, є ключовим інструментом для адаптивної автоматизації процесів, що в них протікають. Вони постійно розвиваються, стаючи більш багатофункціональними, універсальними та доступними. З ростом складності систем штучного інтелекту виникла проблема в розробці нових, більш ефективних

стратегій управління, що дозволяють оптимізувати технологічні процеси та інформаційний контент енергетичних об’єктів, покращити точність прогнозів, підвищити адаптивність систем та зменшити витрати на обчислювальні ресурси. Різноманіття архітектурних рішень систем штучного інтелекту стимулювали появі нових понять.

Визначення 2

Системи штучного інтелекту — це програмно-апаратні комплекси або програмні засоби, які, використовуючи інформаційний контент, що відображає поточні стани складних об’єктів чи систем, проводять оптимізацію контенту шляхом аналізу і управління станами, реалізують аналіз, імітують процеси мислення для прийняття рішень, проводять характерні для людини процедури самонавчання, використовуючи математичні моделі, інтелектуальні алгоритми, методи машинного навчання та перспективні технологій штучного інтелекту.

Такі системи штучного інтелекту володіють рядом наступних характеристик. Автономність і здатність самостійно виконувати завдання без постійного втручання людини. Адаптивність і можливість навчатися з досвіду та змінювати поведінку в залежності від нових даних. Аналітичність та здатність аналізувати великі обсяги інформації, розпізнавати закономірності та приймати рішення на їх основі. Інтерактивність і взаємодія з користувачами, іншими системами або навколишнім середовищем. В сучасних системах штучного інтелекту, завдяки застосуванню нових математичних моделей та інтелектуальних алгоритмів, що орієнтовані на безперервний збір і обробку первинних даних, проведення аналізу та адаптивного контролю можливих станів складних енергетичних об’єктів і системи, суттєво розширюють різноманіття режимів їх функціонування. Інтелектуальні системи дозволяють суттєво підвищити ефективність та стабільність роботи складних технічних або технологічних процесів завдяки можливості адаптації і здатності до самонавчання на основі зворотного зв’язку. Маючи гнучкі та інтелектуальні алгоритми, ці системи здатні передбачати потенційні проблеми, пропонувати оптимальні рішення для їх усунення та адаптуватися до змінних умов. Це робить їх надзвичайно корисними у таких галузях, як промислове виробництво, енергетика, телекомунікації, біологічні системи та інші сфери, де важливо забезпечити безперервний та ефективний режим роботи.

Класифікаційний аналіз

Методи класифікаційного аналізу забезпечують інтелектуальну основу для розпізнавання об’єктів або ситуацій у різноманітних динамічних середовищах, реалізувати автоматизацію прийняття рішень та прогноз їх функціонування. Об’єкт - це фізичний або абстрактний елемент, який має унікальні властивості. В контексті ШІ — це будь-які сутності або елементи, з якими система взаємодіє або які вона аналізує для прийняття рішень. Вони можуть бути фізичними, віртуальними, статичними, динамічними, абстрактними або складними системами залежно від конкретного завдання і середовища. Фізичні об’єкти представляють реальні предмети або сутності, які система ШІ розпізнає або контролює. Віртуальні об’єкти існують лише у цифровому або абстрактному вигляді. Дані, як об’єкти, є ключовим ресурсом для навчання та прийняття рішень у системах штучного інтелекту. Абстрактні об’єкти представляють собою концептуальні або логічні сутності, які використовуються для моделювання та аналізу. Агенти — це автономні об’єкти, які приймають рішення та виконують дії в середовищі. Складні системи (агреговані об’єкти) складаються з багатьох підсистем або компонентів. Об’єкти знань представляють собою інформацію, правила та концепції, що використовуються для прийняття рішень. Середовище, в якому функціонує система ШІ, теж може бути об’єктом для аналізу і може бути динамічним або статичним, наприклад, база даних. Вибраний об’єкт є базою для організації функціонування математичних моделей та інтелектуальних

алгоритмів для прийняття рішень, а процедури вибору залежать від мети. Моделювання таких сутностей є критичним для ефективності та точності роботи систем штучного інтелекту. Індивідуальна сутність об'єкта може мати унікальний ідентифікатор, який відрізняє її від інших і може взаємодіяти один з одним або із зовнішнім середовищем, що враховується під час моделювання системи.

Характеристики середовища - це особливості або ознаки, що використовуються для побудови класифікаційних моделей. Зображення, текстові документи або будь-які інші сутності представляють собою об'єкти, які потрібно класифікувати. Наприклад, для складної технічної системи, як енергомережа, кожна електростанція, трансформатор або вузол може виступати окремим об'єктом, а матриця даних, як структурована організація інформації, буде містити характеристики цих об'єктів. Розподіл об'єктів або середовищ у категорії відбувається через класифікацію — процес, в якому модель аналізує характеристики об'єкта і визначає, до якої категорії він належить. По суті, категорія - це клас, до якого належить об'єкт на основі його характеристик. Категорії визначаються заздалегідь і в сукупності відображають всю множину станів або типів систем чи складних об'єктів. Класифікація може бути бінарною: коли реалізується визначення тільки між двома класами; багатокласовою: якщо визначення формується серед множини класів, а також ієрархічною у випадку визначення класу з урахуванням вкладених підкласів. Це пов'язано з тим, що процедура класифікації потребує аналізу багатьох об'єктів для виявлення закономірностей і створення моделі, здатної робити прогнози для нових даних. Залежно від структури об'єктів та задач аналізу, методологія класифікації складних об'єктів може бути глобальною або локальною. В процесі глобальної класифікації складний об'єкт представляється у вигляді єдиного цілого. При цьому об'єкт класифікується як одна категорія (клас) на основі сукупних характеристик даних. При локальній класифікації проводиться декомпозиція складного об'єкта на сукупність підсистем або компонентів, які класифікуються окремо. Загальний клас об'єкта визначається на основі результатів класифікації складових частин. Обидва підходи є корисними залежно від задачі. У випадку складних об'єктів, таких як енергосистема, часто використовують комбінований підхід: глобальна класифікація для загальної оцінки стану та локальна класифікація для діагностики і прийняття рішень.

Ключовим етапом класифікаційного аналізу є збір, підготовка, структурування, попередня обробка даних та очищення їх від аномалій. Дані можуть надходити з різних джерел, наприклад, сенсори, бази даних, вебсторінки, API, текстові документи тощо. Типи даних можуть бути структуровані, у вигляді таблиць або реляційних баз даних, напівструктуровані, а також неструктуровані, наприклад, тексти, зображення, аудіо. Отримані інформаційні дані використовуються для вибору сукупності ознак, які мають найбільший вплив на результат класифікації, а також створення нових ознак шляхом комбінування або трансформації існуючих.

У контексті ШІ, для кожного об'єкта, збираються значення його характеристик, тобто ознак, що можуть бути представлені вектором у наступному вигляді $X=(x_1, x_2, x_3, .. x_i, ... x_n)^t$, де x_i — це набір характеристик об'єкта X. Якщо класифікація виконується для складного об'єкта Y, то його розділяють на підоб'єкти Y_i або компоненти і на основі набору ознак кожного із підоб'єктів формується матриця W даних, що включає n об'єктів та m ознак (характеристик). Кожен рядок матриці W — це окремий об'єкт Y_i, а кожен стовпець x_j— це ознаки $i=1,2,3,…n$, $j=1,2,3,…m$.

W =

x_{11}	x_{12}	x_{13}	.	x_{1m}
x_{21}	x_{22}	x_{23}	.	x_{2m}
x_{31}	x_{32}	x_{33}	.	x_{3m}
.	.	.	.	.
x_{n1}	x_{n2}	x_{n3}	.	x_{nm}

Важливим етапом попередньої обробки даних, що відображають характеристики об'єктів X чи Y, організаційно структурованих в векторній $X=(x_1, x_2, x_3, .. x_i, ... x_n)^t$ або матричній W формі, є приведення значення ознак до єдиного масштабу. Ця процедура є важливим етапом попередньої обробки даних, особливо коли ознаки мають різні одиниці вимірювання або масштаби, що допомагає уникнути домінування одних ознак над іншими під час навчання моделі [4,9].

Якщо значення ознак мають обмежений діапазон і немає екстремальних викидів, то реалізується їх масштабування в діапазон [0,1] або [−1,1], зберігаючи, при цьому, пропорції між ними, що може бути представлено виразом

$$x' = \frac{x - min(x)}{max(x) - min(x)}, \quad (1)$$

де: x — вихідне значення ознаки; $min(x)$, $max(x)$ — мінімальне та максимальне значення ознаки x в наборі даних; x' - нормалізоване значення ознаки.

Для об'єктів, первинні дані яких мають нормальний або близький до нормального розподіл, то представляється більш ефективним централізація цих значень навколо нуля і масштабування їх до стандартного відхилення $\sigma=1$ згідно наступної математичної залежності

$$x' = \frac{x - \mu}{\sigma}, \quad (2)$$

де: μ— середнє значення ознаки; σ — стандартне відхилення ознаки.

Якщо дані мають експоненціальну природу або великі варіації між мінімальними і максимальними значеннями, то для зменшення впливу великих значень часто застосовується логарифмічне перетворення, що представляється у вигляді

$$x' = log(x + c), \quad (3)$$

де: c — невелика константа, щоб уникнути $log(0)$.

Приведення ознак до унітарної норми масштабує значення так, щоб довжина вектора (норма) $X=(x_1, x_2, x_3, .. x_i, ... x_n)^t$ дорівнювала 1. Це зазвичай використовується для даних, де головним є відносна важливість ознак, наприклад, у текстовій обробці, кластеризації чи рекомендаційних системах. У випадку застосування унітарної норми для кожного вектора ознак виду $X=(x_1, x_2, x_3, .. x_i, ... x_n)^t$ формується вектор X' наступним чином

$$X' = \frac{X}{\|X\|}, \quad (4)$$

де: $\|X\|$ - обрана норма на основі наступних залежностей:

L_1 норма: $\|X\|_1 = \sum_{i=1}^{n} | xi |$. Сума абсолютних значень x_i компонент X;

L_2 норма: $\|X\|_2 = \sqrt{xi^2}$. Евклідова норма, довжина вектора;

L_∞ норма: $\|X\|_\infty = max\,(|x_1|, |x_2|, ..., |x_n|)$. Максимальне абсолютне значення компонент x_i вектора X.

L_1 – використовується для задач, де важлива "спарсність" вектора, наприклад, у текстовій обробці, коли потрібна сума абсолютних значень x_i вектора X. L_2 - коли потрібен масштаб довжини вектора. Найчастіше використовується у машинному навчанні. L_∞ застосовується у тих випадках, якщо важлива найбільша компонента вектора. Нормалізація за унітарною нормою ефективно балансує відносні ваги ознак і зменшує вплив масштабів даних.

Після приведення до єдиного масштабу, значення ознак x_i об'єктів X чи Y, організаційно структурованих в векторній $X=(x_1, x_2, x_3, .. x_i, ... x_n)^t$ або матричній W формі, реалізуються процедури визначення належності цих об'єктів до одного або кількох класів за допомогою математичних моделей. Кожна модель, залежно від задачі та типу даних, має свої переваги і використовує різні підходи до аналізу первинних даних та розподілу об'єктів, залежно від їхніх характеристик, по категоріях. Вони можуть варіюватися від простих до складних, а їх вибір залежить від задачі, розміру даних, їхньої структури та вимог до швидкості чи

точності. Наприклад, для бінарних задач застосовується логістична регресія, а для багатокласових задач ефективними є дерева рішень. Процедури розмежування складних класів виконуються методом опорних векторів. Для складних нелінійних задач класифікації, зокрема при обробці зображень або текстів, застосовуються нейронні мережі. На заключному етапі проводиться оцінка результатів. Тобто перевірка точності класифікації на тестовому наборі даних. Якщо точність незадовільна, модель може бути доопрацьована за рахунок вибору інших характеристик або створена нова модель. Отримана модель може використовуватися також для класифікації і прогнозування категорій нових об'єктів. Математичні моделі класифікації виконують кілька важливих функцій в системах штучного інтелекту, такі як ідентифікація станів, ідентифікація дій, а також прогнозування результатів у процесі ухвалення рішень у середовищах із випадковістю.

Диференційні математичні моделі

Інформаційний контент складних об'єктів і систем, у контексті штучного інтелекту, використовується для ідентифікації станів, створення стратегії оптимізації, формування дій та прогнозування результатів у процесі обґрунтованого ухвалення рішень. Системи штучного інтелекту є базовим інструментом для моделювання і оптимізації задач прийняття рішень у середовищах із випадковістю, автоматизації управління інформаційними процесами, підвищення ефективності роботи та створення нових можливостей у різних сферах діяльності. Вони представляють суттєвий інтерес завдяки можливості постійного розвитку шляхом самонавчання на первинних даних та історично виконаних завдань, універсальності та доступності. Математичні моделі, в цьому контексті, мають наступні специфічні особливості. Ідентифікація станів середовища з елементами випадковості вимагає організації певних стратегій, щоб вибрати оптимальну дію або клас дій, які в сукупності максимізують нагороду. Фактично здійснюється класифікація ймовірних результатів певної дії в даному стані, наприклад, прогнозування, чи приведе певна дія чи їх набір до позитивної або негативної винагороди. В загальному вигляді, формулювання задачі реалізації стратегії оптимізації і відповідно дії може бути організовано наступним чином. Будемо рахувати, що простір станів середовища представляється множиною S, а простір дій - відповідно множиною A. Причому, i^e значення стану s_i та, відповідно, дії a_i задовольняє умовам $s_i \in S,\ a_i \in A$, а ймовірність переходу зі стану s_i у стан s_i' після виконання дії a_i представляється значенням $P(s_i'/\ s_i,a_i)$. Завдання складається таким чином, щоб знайти дію a_i^* яка максимізує значення $Q(s_i,a_i)$, тобто очікувану довгострокову нагороду, що можна представити наступним чином $a_i^*=arg\ maxQ(s_i,a_i)$, де: $P(s_i'/s_i,a_i)$ - ймовірність переходу зі стану s_i у стан s_i' після виконання дії a_i; $Q(s_i,a_i)$ – функція, значення якої оцінює корисність дії a_i у стані s_i.

Задача вибору дії a_i^*, що забезпечує максимальне значення $Q(s_i,a_i)$, може бути реалізована різними методами. В табличних методах реалізується формування таблиці, яка містить значення $Q(s_i,a_i)$ для кожної комбінації (s_i,a_i). Цей метод працює для малих просторів станів S і дій A, але стає неефективним у великих середовищах через високу розмірність. Для великих просторів S і A використовують методи функціонального наближення, завдяки яким задача вибору a_i^* виконується шляхом прогнозу або використовуються моделі (наприклад, нейронні мережі), які наближають максимальне значення $Q(s_i,a_i)$, тобто $Q(s_i,\ a_i^*)$. В деяких випадках використовують ітеративний процес для вибору дій, що забезпечують наближення $Q(s_i,a_i)$ до максимального шляхом виконання процедур $Q(s_i,a_i) \to Q(s_i',a_i') \to \max_{a_i} Q(s_i^*,a_i^*)$.

Великий клас об'єктів, до яких відносяться інженерні, фізичні, соціальні, інформаційні та біологічні системи, а також робототехніка, системи масового обслуговування і логістика та транспорт

описуються марковськими процесами, а їх динаміка представляється рівняннями Колмогорова. Особливістю цих об'єктів є те, що вони характеризуються кінцевою або неперервною кількістю станів, а їх майбутній стан s' залежить не від попередньої історії, а лише від поточного стану s та виконання дії a. Рівняння Колмогорова використовуються для опису марковських процесів, завдяки чому відкривається можливість моделювати динаміку ймовірностей станів системи у часі. Вибір рівнянь Колмогорова залежить від необхідності визначення загальної ймовірності станів чи ймовірності переходу між станами. Прямі рівняння Колмогорова описують зміну ймовірностей $P_i(t)$ перебування системи в кожному стані S_i в часі t та застосовуються до систем, де немає зовнішніх чи внутрішніх перешкод для переходів між станами. У модифікованих рівняннях вводиться поняття інтенсивності протидії переходу f_{ji}, що враховує можливість протилежних впливів на систему, які гальмують перехід зі стану S_j у стан S_i. Модифікація цих рівнянь відкриває нові можливості для опису реальних процесів, які не можна повністю охопити класичними моделями, наприклад, для аналізу складних систем, де враховуються як стимули q_{ji} до змін, так і перешкоди f_{ji}, що гальмують їх [7-11]. Вони описують зміну ймовірностей станів $P_i(t)$ у часі. Якщо система має n можливих станів $(S_1,S_2,\ldots,S_n)$, то ймовірності $P_i(t)$ задовольняють систему диференціальних рівнянь. Модифіковані рівняння Колмогорова можуть бути представлені у вигляді

$$\frac{dP_i(t)}{dt} = \sum_{j=1}^{m}\left(q_{ji} - f_{ji}\right)P_j(t) - \sum_{j=1}^{m}\left(q_{ij} - f_{ij}\right)P_i(t), \quad (5)$$
$$i = 1,2..n, \quad j = 1,2..m, \quad j \neq i$$

з початковими умовами, при $t=0$ відповідно $P_1(0)=1$, $P_2(0)= P_3(0)=\ldots= P_n(0) =0$, а також $P_1(t)+ P_2(t)+ P_3(t)+\ldots+ P_n(t) =1$,

де: $P_i(t)$ — ймовірність перебування системи у стані S_i у момент часу t; q_{ji} - інтенсивність переходу зі стану S_j у стан S_i при $i\neq j$, що можна інтерпретувати як інтенсивність впливу, необхідного для здійснення цього переходу (позитивний внесок у ймовірність перебування в S_i); f_{ji} - інтенсивність протидії переходу зі стану S_j у стан S_i (негативний внесок, який зменшує ймовірність переходу).

У системі диференціальних рівнянь Колмогорова (5,3) вважається, що моделювання динаміки ймовірностей станів S_i системи у часі t відбувається на деякому інтервалі $\left[t_0,T\right]$, а поточний час t обирається з умов $t\in\left[t_0,T\right]$. Обмеження на інтенсивності $q_{ji}(t)$ переходу у стан S_i та протидії $f_{ji}(t)$ переходу зі стану S_j подано у вигляді виразів $0 < q_{ji} < q_{ji\,max}$, $0 < f_{ji} < f_{ji\,max}$. Рівняння (5,3) включає як зміни через переходи в S_i із інших станів $(\sum q_{ji}-f_{ji})$, так і втрати через виходи з S_i $(\sum_{j\neq i} q_{ij}-f_{ij})$. У модифікованих рівняннях Колмогорова, з урахуванням інтенсивності протидії f_{ji}, перший член $\sum_{j\neq i}(q_{ji}-f_{ji})P_j(t)$ є модифікованою формою приросту ймовірності стану S_i, що враховує не лише сприяючі, але й стримуючі чинники. Другий член $\sum_{j\neq i}(q_{ij}-f_{ij})P_i(t)$ описує ефективну втрату ймовірності зі стану S_i через всі можливі переходи, скориговані на інтенсивність протидії f_{ij} і відображатиме ефективну інтенсивність виходу зі стану S_i. Це дозволяє моделювати системи, де є як природні переходи, так і чинники, що перешкоджають цим переходам. Для визначення, з якого $l^{го}$ стану починається еволюція системи S_l, початковий розподіл ймовірностей $P_i(0)$ може бути заданий у вигляді вектора $P^{v}{}_{l}(0)=[P_1(0),P_2(0),\ldots,P_n(0)]^t$, $l =1,2,..z$, але загальна ймовірність $\sum_i P_i(t)$, при цьому, завжди дорівнює 1, тому, що рівняння Колмогорова зберігають нормування ймовірностей. В любий момент часу t ймовірність станів системи S_l може бути також представлена наступним вектором $P^{v}{}_{l}(t)=[P_1(t),P_2(t),\ldots,P_n(t)]^t$.

Для формування диференційних моделей, що відкривають можливість підвищити адаптивність систем,

покращити точність прогнозів та зменшити витрати на обчислювальні ресурси, використовуючи фундаментальні положення теорії диференціальних перетворень, представлених наступною парою математичних залежностей [12]

$$P_i(k)=\frac{H^k}{k!}\left[\frac{d^k P_i(t)}{dt^k}\right]_{t=0} \doteqdot P_i(t)=\sum_{k=0}^{k=\infty}\left(\frac{t}{H}\right)^k P_i(k), \quad i=1,2,3,\ldots n \ , \qquad (6)$$

де: $p(t)$ - оригінал, що являє собою безперервну функцію дійсного аргументу t, що диференціюється нескінченну кількість разів і обмежену разом із всіма своїми похідними; $P(k)$ - диференціальне зображення оригіналу $p(t)$, що є дискретною функцією цілочислового аргументу $k=0,1,2,...$; H – масштабна стала, яка має розмірність аргументу t і часто обирається такою, що дорівнює відрізку $0 \le t \le H$, на якому розглядається функція $p(t)$; $\doteqdot$ - символ відповідності між оригіналом $p(t)$ і його диференційним зображенням $P(k)$. У перетвореннях (6,4) зліва від символу $\doteqdot$ стоїть пряме перетворення, що дозволяє за оригіналом $p(t)$ знайти зображення $P(k)$, а праворуч – обернене, що дозволяє за зображенням $P(k)$ отримати оригінал $p(t)$ у формі степеневого ряду, який є рядом Тейлора з центром у точці $t=0$. У подальшому зображення $P(k)$, $k=0,1,2,...$ називатимемо диференційними спектрами, а при конкретних значеннях k – дискретами. Скориставшись прямим диференційним перетворенням виду $P(k)=\frac{H^k}{k!}\left[\frac{d^k p(t)}{dt^k}\right]$, представленим виразом (6), сформуємо диференційну математичну модель системи диференціальних рівнянь Колмогорова (5), яка в області диференційних зображень має вид

$$P_i(k+1)=\frac{H}{k+1}\left[\sum_{j=1}^{m}(q_{ji}-f_{ji})P_j(k)+\sum_{j=1}^{m}(q_{ij}-f_{ij})P_i(k)\right], \qquad (7)$$

відповідно до початкових умов при $k=0$, $t=0$, *які* можуть бути представлені наступним чином: $p_1(t)=P_1(k=0)=1$, $p_{i+1}(t)=P_{i+1}(k=0)=0$, $i=1,2,...n-1$. При цьому тривалість T процесу моделювання, як правило, вибирається із умови $T=H$.

Фактично, при застосуванні диференційних перетворень (6) до систем диференційних рівнянь (5) реалізується процедура алгебризації їх, тобто представлення у вигляді алгебраїчних рекурентних залежностей (7). Використавши початкові умови $p_i(t)=P_1(k=0)=1$, $p_{i+1}(t)=P_{i+1}(k=0)=0$ та реалізувавши рекурентні алгебраїчні залежності (7), при $k=0$, $k=1$, $k=2$, .. $k=r$, $i=1,2, ...n$ наступним чином

$$\begin{aligned}
P_i(1)&=H\left[\sum_{j=1}^{m}(q_{ji}-f_{ji})P_j(0)+\sum_{j=1}^{m}(q_{ij}-f_{ij})P_i(0)\right], \quad k=0\\
P_i(2)&=\frac{H}{2}\left[\sum_{j=1}^{m}(q_{ji}-f_{ji})P_j(1)+\sum_{j=1}^{m}(q_{ij}-f_{ij})P_i(1)\right], \quad k=1 \qquad (8)\\
P_i(3)&=\frac{H}{3}\left[\sum_{j=1}^{m}(q_{ji}-f_{ji})P_j(2)+\sum_{j=1}^{m}(q_{ij}-f_{ij})P_i(2)\right], \quad k=2
\end{aligned}$$

отримаємо диференційний спектр $[P_i(0),P_i(1),P_i(2),P_i(3), \ldots P_i(k)]$ коефіцієнтів Тейлора для кожного $i^{го}$ значення ймовірностей $p_i(t)$ перебування системи у стані S_i в момент часу t. В деяких випадках з'являється необхідність представляти диференційний спектр у вигляді вектора $P_i^v=[P_i(0),P_i(1),P_i(2), P_i(3), \ldots P_i(k)]^t$. Обчислений по виразу (8), диференційний спектр $[P_i(0),P_i(1),P_i(2),P_i(3), \ldots P_i(k)]$ або, відповідно, вектор $P_i^v=[P_i(0),P_i(1), P_i(2), P_i(3), \ldots P_i(k)]^t$ являється базовим для формування інформаційного контенту складних енергетичних об'єктів чи систем.

Використавши диференційний спектр $[P_i(0), P_i(1), P_i(2), P_i(3), \ldots P_i(k)]$, сформуємо математичну модель визначення, в аналітичному вигляді, значення ймовірностей $p_i(t)$ $i=1,2,3,\ldots n$ або $[p_1(t), p_2(t), p_3(t), \ldots p_n(t)]$, що відображають перебування системи у стані S_i в будь-який момент часу t, що може бути представлено також у вигляді вектора $P^v_i(t) = [p_1(t), p_2(t), p_3(t), \ldots p_n(t)]^t$ ймовірності станів системи S_i. Для цього використаємо, згідно виразу (6), зворотне диференційне перетворення $p(t) = \sum_{k=0}^{k=\infty} \left(\frac{t}{H}\right)^k P(k)$ і напишемо, у аналітичному вигляді, математичні залежності визначення ймовірностей $p_i(t)$ на основі спектра $[P_i(0), P_i(1), P_i(2), P_i(3), \ldots P_i(k)]$

$$P_i(t) = P_i(0) + \frac{t}{H} P_i(1) + \left(\frac{t}{H}\right)^2 P_i(2) + \ldots \left(\frac{t}{H}\right)^k P_i(k) + \ldots \left(\frac{t}{H}\right)^\tau P_i(r)\,. \qquad (9)$$

Вектор $P^v_i(t) = [p_1(t), p_2(t), p_3(t), \ldots p_n(t)]^t$, визначений на основі (9), по суті, представляє собою інформаційний контент складних енергетичних середовищ, що відображає ключові характеристики, стани, процеси, взаємодії та динаміку роботи у вигляді ймовірності станів системи S_i в будь-який момент часу t.

Визначений на основі виразу (8,6), диференційний спектр $[P_i(0), P_i(1), P_i(2), P_i(3), \ldots P_i(k)]$ або, відповідно, вектор $P^v_i(t) = [P_i(0), P_i(1), P_i(2), P_i(3), \ldots P_i(k)]^t$, що відображає **і**нформаційний контент складних енергетичних об’єктів у вигляді ймовірностей станів S_i системи, відкриває широкі можливості для проведення процедур оптимізації процесів функціонування, взаємодії та динаміки, на основі технологій штучного інтелекту.

Інтеграція моделей у стратегії оптимізації контенту об’єктів

Оптимізація динаміки функціонування енергетичних об’єктів чи середовищ на основі технологій штучного інтелекту вирішується в умовах антагонізму суб'єктів інформаційного конфлікту, тобто інтенсивності переходу q_{ji} зі стану S_j у стан S_i, а також інтенсивності протидії f_{ji} переходу зі стану S_j у стан S_i. Домінуючим в таких умовах є дотримання суб'єктами конфлікту принципу мінімаксу, тобто, в реалізації сукупності процедур формування значень q_{ji}, f_{ji}, які мінімізують плату суб'єкта за витрачені відповідні ресурси при максимальній інтенсивності f_{ji} протидії [7,9]. Досягнення заданих показників оптимізації динаміки функціонування енергетичних об’єктів можливо шляхом раціонального визначення стратегії формування таких значень $q_{ji}(t)$, які мінімізують плату суб'єкта $\Theta(q_{ji}, f_{ji})$ за витрачені відповідні ресурси при максимальній інтенсивності протидії $f_{ji}(t)$, тобто

$$\theta_i^*(q_{ij}, f_{ij}) = \min_{q_{ij} \in E_q} \max_{f_{ij} \in E_f} \theta_i(q_{ij}, f_{ij}). \quad i = 0,1,2\ldots,\ j = 0,1,2\ldots \qquad (10)$$

В процесі моделювання стратегії оптимізація динаміки функціонування об’єктів, протиборчі сторони, ймовірно, виходять з умови формування таких стратегій протидії $f_{ji}(t)$, які максимізували плату $\Theta(q_{ji}, f_{ji})$, за умови реалізації таких значень $q_{ji}(t)$, які мінімізують плату суб'єкта $\Theta(q_{ji}, f_{ji})$, тобто

$$\Theta^*(q_{ji}, f_{ji}) = \min_{f_{ij} \in E_f} \max_{q_{ij} \in E_q} \theta_i(q_{ij}, f_{ij}). \quad i = 0,1,2\ldots,\ j = 0,1,2\ldots \qquad (11)$$

Стратегії пошуку значень інтенсивності переходу $q_{ji}^{op}(t)$ у стан S_i та величини протидії $f_{ji}^{op}(t)$, при умові виконання математичних залежностей (10,11), називаються оптимальними

$$\min_{q_{ij}\in E_f}\max_{f_{ij}\in E_q}\theta_i(f_{ij},q_{ij}) = \min_{f_{ij}\in E_f}\max_{\boldsymbol{qji},\in E_q}\theta_i(f_{ji},q_{ji}) = \theta_i^{*OP}(q_{ji}^{op},qf_{ji}^{op}). \quad (12)$$

Фактично, пошук стратегій оптимізації динаміки контенту енергетичних об’єктів полягає в пошуку закону зміни потоку інтенсивності $q_{ji}(t)$ переходу системи зі стану S_j у стан S_i, яка реалізує мінімізацію функціонала (10) при стохастичній інтенсивності протидії $f_{ji}(t)$ у відповідних межах. У зв'язку з антагонізмом цілей суб'єктів інформаційного конфлікту, домінуючою стратегією оптимізації функціонування енергетичних об’єктів буде використана стратегія на основі принципу мінімаксу], тобто

$$\min_{q_{ji}\in E_q}\max_{f_{ji}\in E_f}\theta_i(t,P,f_{ji},q_{ji}). \quad (13)$$

Застосування мінімаксної стратегії (13) дозволяє мінімізувати функціонал (10) навіть у випадках найгіршого поєднання інтенсивності qji(t) потоку переходу системи зі стану Sj у стан Si, з довільним законом потоку інтенсивності fji(t) протидії.

Моделі, інтегровані у стратегії вибору дій процедур оптимізації

Використавши обчислену по аналогії з (9) сукупність значень ймовірностей [p1(t),p2(t),p3(t),… pn(t)], що відображає інформаційний контент складного енергетичного об’єкта, сформуємо процедуру оптимізація режимів його функціонування. Моделювання стратегії оптимізації динаміки функціонування об’єктів і, відповідно, інформаційного контенту, представленого у вигляді значень ймовірностей [p1(t),p2(t),p3(t),… pn(t)], можливо шляхом раціональної організації стратегії таких значень qji(t), які мінімізують плату Θi*=Θi(qji,fji,t) суб'єкта за витрачені відповідні ресурси при максимальній інтенсивності протидії fji(t). В загальному вигляді, плата Θi*=Θi(qji,fji,t) є інтегральною моделлю виду [8,12]

$$\theta_i(t) = \frac{1}{T}\int_{t=t_0}^{T} P_i(t)dt, \ i=1,2,3,\ \ldots n \quad (14)$$

і представляє собою критерій оптимізації енергетичного об’єкта на інтервалі $t\in[t_0,T]$, де: $p_i(t)$ — значення ймовірностей, що відображають інформаційний контент перебування системи у стані S_i в будь-який момент часу t, $i=1,2,3,\ldots n$; t_0 - початковий момент часу; T - інтервал часу, за який проводиться процес моделювання.

Обчисливши, на основі виразу (8), диференціальний спектр $[P_i(0),P_i(1),P_i(2),P_i(3),\ \ldots\ P_i(k)]$ для кожного значення $p_i(t)$ сукупності ймовірностей $[p_1(t),p_2(t),p_3(t),\ldots\ p_n(t)]$, що відображають інформаційний контент енергетичного об’єкта, сформуємо процедуру оптимізації через набір отриманих дискрет $P_i(k)$ диференціального спектра $[P_i(0),P_i(1),P_i(2),P_i(3),\ \ldots\ P_i(k)]$. Застосувавши пряме диференційне перетворення $P_i(k)=\frac{H^k}{k!}\left[\frac{d^kP_i(t)}{dt^k}\right]_{t=0}$, представлене виразом (6), до функціоналу (14,12) і використавши обчислені, згідно (8), значення сукупності дискрет $[P_i(0),P_i(1),P_i(2),P_i(3),\ldots\ P_i(k)]$, представимо критерій Θ_i^* оптимізації режимів функціонування і, відповідно інформаційного контенту енергетичних об’єктів, через диференціальний спектр $[P_i(0),P_i(1),P_i(2),P_i(3),\ \ldots\ P_i(k)]$ у наступному вигляді

$$\theta_i^*(q_{ji},f_{ji}) = \sum_{k=0}^{k=\infty}\frac{P_i(k)}{k+1}.\ \ i=1,2,3,\ \ldots n,\ k=0,1,2,3,\ ,.. \quad (15)$$

Диференційна модель (15) є базовою у стратегії оптимізації і виборі дій шляхом використання дискрет $P_i(k)$ диференціального спектра $[P_i(0),P_i(1),P_i(2),P_i(3), \ldots P_i(k)]$, що відображає його інформаційний контент в області зображень. Реалізувавши підстановку значень дискрет $P_i(k)$ диференціального спектра $[P_i(0),P_i(1),P_i(2),P_i(3), \ldots P_i(k)]$ в вираз (15), сформуємо математичну модель критерію оптимізації $\Theta_i^*=\Theta_i(q_{ji},f_{ji},t)$ енергетичного об'єкта, в аналітичному вигляді

$$\theta_i^*(q_{ji}, f_{ji}) = P_i(0) + \frac{1}{2}P_i(1) + \frac{1}{3}P_i(2) + \frac{1}{4}P_i(3) + \cdots + \frac{1}{k+1}P_i(k)\,, \qquad (16)$$

враховуючи початкові умови, які при $k=0$, $t=0$, $i=1$ представлені наступним чином: $p_1(t)=P_1(k=0)=1$, $p_{i+1}(t)=P_{i+1}(k=0)=0$.

Процес пошуку оптимальних стратегій інтенсивності потоків q_{ji}^{op} переходу системи у стан S_i , та протидії f_{ji}^{op} переходу зі стану S_j, у рамках прийнятих обмежень $0 < q_{ji} < q_{ji\,max}$, $0 < f_{ji} < f_{ji\,max}$, невід'ємно пов'язаний з дослідженням критерію $\Theta_i^*=\Theta_i(q_{ji},f_{ji},t)$ на екстремум шляхом підстановки в вираз (16) значень відповідних дискрет $P_i(k)$ диференціального спектра $[P_i(0),P_i(1),P_i(2),P_i(3), \ldots P_i(k)]$, що відображає інформаційний контент об'єкта в області диференційних зображень. Дослідження функціонала (16) на екстремум дозволяє в загальному вигляді визначити оптимальні стратегії q_{ji}^{op} і f_{ji}^{op} розподілу ресурсів, що витрачаються на оптимізацію динаміки функціонування об'єктів. Відомо, що необхідними умовами існування екстремуму функціонала $\Theta_i^*=\Theta_i(q_{ji},f_{ji},t)$, згідно теореми Куна-Такера, є умови, що дозволяють визначити оптимальну стратегію q_{ji}^{op} і f_{ji}^{op} у вигляді

$$\begin{cases} \frac{\partial\theta_i(q_{ji},f_{ji},t)}{\partial q_{ji}} = 0 \\ \frac{\partial\theta_i(q_{ji},f_{ji},t)}{\partial f_{ji}} = 0, \end{cases} \qquad i = 1,2,..n, \qquad j = 1,2,..m \qquad (17)$$

Реалізувавши підстановку значень $\Theta_i^*=\Theta_i(q_{ji},f_{ji},t)$ згідно виразу (16) в систему рівнянь (17) і взявши відповідно частинні похідні, одержимо систему лінійних алгебричних рівнянь, розв'язавши які й одержимо оптимальні стратегії q_{ji}^{op} і f_{ji}^{op}. Знаки екстремумів у стратегіях q_{ji}^{op} та f_{ji}^{op} визначаються на основі перевірки достатніх умов, тобто

$$\begin{cases} \frac{\partial^2\theta_i(q_{ji},f_{ji},t)}{\partial^2 q_{ji}} < 0 \\ \frac{\partial^2\theta_i(q_{ji},f_{ji},t)}{\partial^2 f_{ji}} > 0. \end{cases} \qquad i = 1,2,..n, \qquad j = 1,2,..m \qquad (18)$$

Аналогічно вищеописаному, підставивши значення $\Theta_i^*=\Theta_i(q_{ji},f_{ji},t)$ в систему рівнянь (18) і взявши другі частинні похідні, отримують систему алгебричних нерівностей, рішення яких показує на виконання або невиконання достатніх умов. Точність моделі (16) та їй подібних досягається кількістю дискрет $P_i(k)$ диференціального спектра $[P_i(0),P_i(1),P_i(2),P_i(3), \ldots P_i(k)]$, які входять до її складу.

Висновки

1. На основі проведеного аналізу еволюції масового використання штучного інтелекту як однієї з ключових, революційних технологій сучасності обґрунтовано напрямок наукових досліджень, пов'язаний зі створенням

наукових засад адаптивного управління та оптимізації динаміки інформаційного контенту режимів функціонування складних середовищ, залежних від нелінійності процесів, складності взаємозв'язків між елементами та багатовимірності даних, представлених в різних форматах, що потребує в об'єднанні та аналізі різнорідних джерел.

2. Показано, що в контексті штучного інтелекту основою організації процедур розмежування складних класів різноманітних динамічних об'єктів є побудова класифікаційних моделей ідентифікації станів, ідентифікації дій, а також прогнозування результатів у процесі ухвалення управлінських рішень для середовищ із випадковістю. Наведено ряд математичних моделей для приведення значень ознак, що відображають характеристики динамічного середовища і мають різні одиниці вимірювання, до єдиного масштабу, завдяки чому стало можливим уникати домінування одних ознак над іншими.

3. Науково обґрунтовано, що ідентифікація станів середовища з елементами випадковості вимагає організації певних стратегій для визначення оптимальної дії або класу дій, які в сукупності оптимізують режим їх функціонування, розглянуто широкий клас об'єктів, що характеризуються кінцевою або неперервною кількістю станів динаміки зміни ймовірностей, які представляються рівняннями Колмогорова, відкриваючих можливість аналізу складних систем, де враховуються як дії до змін, так і перешкоди, що гальмують їх.

4. На основі теорії диференційних перетворень запропоновано ряд диференційних математичних моделей, інтегрованих у стратегії оптимізації інформаційного контенту та режимів функціонування складних середовищ з випадковістю, що реалізується через застосування значень дискрет диференціального спектра, який відображає інформаційний контент в диференційній області, завдяки чому відкривається можливість організації математичних моделей представлення критерію оптимізації в аналітичному вигляді.

5. Базуючись на застосуванні мінімаксної стратегії і завдяки використанню значень відповідних дискрет диференціального спектра, що відображає інформаційний контент в області диференційних зображень, розглянуто моделі, інтегровані у стратегії вибору дій процедур оптимізації для випадку найгіршого поєднання інтенсивності потоку дій переходу з довільним законом потоку протидії, що реалізується шляхом дослідження критерію оптимізації на екстремум і дозволяє, в загальному вигляді, визначити оптимальні стратегії розподілу ресурсів, що витрачаються на оптимізацію динаміки функціонування середовища з випадковістю.

Література

1. Стратегія розвитку штучного інтелекту в Україні. За загальною редакцією А. І. Шевченка. Видавництво «Торпеда». Київ – 2023 р. С 306.

2. Стасюк О. І. Принципи відображення інноваційних моделей штучного інтелекту в інтелектуальних комп'ютерних мережах оптимізації функціонування енергетичних систем. Штучний інтелект. Національна академія наук України. Інститут проблем штучного інтелекту МОН України і НАН України. 2024, № 1, стр. 18-30. https://doi.org/10.15407/jai2024.01.018

3. Стасюк О. І., Гончарова Л. Л., Грищук Р. В. Математичні моделі визначення оптимальної стратегії кібербезпеки інтелектуальних комп'ютерних мереж дистанції електропостачання залізниць. Штучний інтелект. Національна академія наук України. Інститут проблем штучного інтелекту МОН України і НАН України. 2024, № 2, стр. 20-30. https://doi.org/10.15407/jai2024.02.020

4. Стасюк О. І., Гончарова Л. Л. Математичні інноваційно-пізнавальні моделі штучного інтелекту на основі теорії диференційних перетворень. Штучний інтелект. Національна академія наук України. Інститут проблем штучного інтелекту МОН України і НАН України. 2024, № 3, стр. 10-31. https://doi.org/10.15407/jai2024.03.010

5. Sopel, M., Stasyuk, O., Kuznetsov, V., Goncharova, L., Hubskyi, P. Regina computer system for intelligent monitoring, diagnostics, and management of railway power supply systems Diagnostykathis link is disabled, 2021, 22(4), стр. 77–88. (Scopus) (Q3). https://www.ceeol.com/search/article-detail?id =1119979

6. Stasiuk, A., Kuznetsov, V., Goncharova,L., Hubskyi, P. Models of the computer intellectualization optimal strategy of the power supply fast-flowing

technological processes of the railways traction substations. Communications – Scientific Letters of the University of Zilina, 2021, 23(2), стр.С30–С36. (Scopus) (Q3). http://komunikacie.uniza.sk/index.php/communications/article/view/1680

7. Stasiuk O.I., Goncharova L.L. Mathematical Models and Methods for Analyzing Computer Control Networks of Railway Power Supply. New Means Cybernetics, Informatics, Computers Engineering and Systems Analysis. Springer Science+Business Media New York 2018. Volume 54, Issue 1, February 2018, Pages 165-172. (Scopus) (Q3). https://link.springer.com/article/10.1007/s10559-018-0017-0

8. Stasiuk A.I., Hryshchuk, R.V., Goncharova L.L.Mathematical differential models and methods for assessing the cybersecurity of computer networks intelligent control of technological processes of railway power supply. New Means Cybernetics, Informatics, Computers Engineering and Systems Analysis. Springer Science+Business Media New York 2018. Volume 54, Issue 4, February 2018, Pages 671-68. (Scopus) (Q3). https://link.springer.com/article/10.1007/s10559-018-0068-2

9. Stasiuk A.I., Hryshchuk, R. V., Goncharova L. L. A Mathematical Cybersecurity Model of a Computer Network for the Control of Power Supply of Traction Substations. Cybernetics and Systems Analysis. Springer Science+Business Media New York Volume 53, Issue 3, May 2017, Pages 476-484. https://link.springer.com/article/10.1007/s10559-017-9949-z

10. Stasyuk, A.I., Lidiya L.L, Goncharova, Mathematical models and methods of the analysis of computer networks of control of power supply of railways traction substations L.L. Journal of Automation and Information Sciencesthis link is disabled, 2017, 49(2), стр. 50–60. http://www.dl.begellhouse.com/journals/2b6239406278e43e,5bdc44c95254b2ed,779791cb12ca6912.html

11. Alexander I. Stasiuk, Lidiya L.Goncharova Mathematical Models and Methods of Formation of Intelligent Computer Networks forControl of Power Supply and Optimization of PowerConsumption of Railways. Journal of Automation and Information Sciences. Begell House Inc. (США), New -York, Connecticut. Volume 50, 2018 Issue 8 , pages 50-65. SCOPUS, Web of Science, ISI, INIS Atomindex, io-port.net. http://www.dl.begellhouse.com/journals/2b6239406278e43e,2ec3cf2b062398ac,5e87262e3b8eefd4.html

12. Pukhov G.E., Taylor transformations and theirapplication in electrical engineering and electronics [in Russian], Naukova dumka, Kiev, 1978.

References

1. Stratehiia rozvytku shtuchnoho intelektu v Ukraini. Za zahalnoiu redaktsiieiu A. I. Shevchenka. Vydavnytstvo «Torpeda». Kyiv – 2023 r. S 306.

2. Stasiuk O.I. The principles of displaying innovative models of artificial intelligence in intelligent computer networks for optimizing the functioning of energy systems. Artificial Intelligence. National Academy of Sciences of Ukraine, Institute of Artificial Intelligence Problems of the Ministry of Education and Science of Ukraine and the National Academy of Sciences of Ukraine. 2024, No. 1, pp. 18-30. https://doi.org/10.15407/jai2024.01.018

3. Stasyuk O. I., Goncharova L. L., Hryshchuk R. V. Mathematical models for determining the optimal cybersecurity strategy for intelligent computer networks of the railway power supply distance. Artificial Intelligence. National Academy of Sciences of Ukraine, Institute of Artificial Intelligence Problems of the Ministry of Education and Science of Ukraine and the National Academy of Sciences of Ukraine. 2024, No. 2, pp. 20-30. https://doi.org/10.15407/jai2024.02.020

4. Stasyuk O. I., Goncharova L. L. Mathematical innovative and cognitive models of artificial intelligence based on the theory of differential transformations. Artificial Intelligence. National Academy of Sciences of Ukraine, Institute of Artificial Intelligence Problems of the Ministry of Education and Science of Ukraine and the National Academy of Sciences of Ukraine. 2024, No. 3, pp. 10-31. https://doi.org/10.15407/jai2024.03.010

5. Sopel, M., Stasyuk, O., Kuznetsov, V., Goncharova, L., Hubskyi, P. Regina computer system for intelligent monitoring, diagnostics, and management of railway power supply systems Diagnostykathis link is disabled, 2021, 22(4), стр.77–88 (Scopus) (Q3). https://www.ceeol.com/search/article-detail?id=1119979

6. Stasiuk, A., Kuznetsov, V., Goncharova, L., Hubskyi, P. Models of the computer intellectualization optimal strategy of the power supply fast-flowing technological processes of the railways traction substations. Communications -Scientific Letters of the University of Zilina, 2021, 23(2), стр. С30–С36. (Scopus) (Q3). http://komunikacie.uniza.sk/index.php/communications/article/view/1680

7. Stasiuk O.I., Goncharova L.L. Mathematical Models and Methods for Analyzing Computer Control Networks of Railway Power Supply. New Means Cybernetics, Informatics, Computers Engineering and Systems Analysis. Springer Science+Business Media New York 2018. Volume 54, Issue 1, February 2018, Pages 165-172. (Scopus) (Q3). https://link.springer.com/article/10.1007/s10559-018-0017-0

8. Stasiuk A.I., Hryshchuk, R.V., Goncharova L.L. Mathematical differential models and methods for assessing the cybersecurity of computer networks intelligent control of technological processes of railway power supply. New Means Cybernetics, Informatics, Computers Engineering and Systems Analysis. Springer Science+Business Media New York 2018. Volume 54, Issue 4, February 2018, Pages 671-68. (Scopus) (Q3). https://link.springer.com/article/10.1007/s10559-018-0068-2

9. Stasiuk A.I., Hryshchuk, R. V., Goncharova L. L. A Mathematical Cybersecurity Model of a Computer Network for the Control of Power Supply of Traction Substations. Cybernetics and Systems Analysis. Springer Science+Business Media New York Volume 53, Issue 3, May 2017, Pages 476-484.
https://link.springer.com/article/10.1007/s10559-017-9949-z

10. Stasyuk, A.I., Lidiya L. Goncharova, Mathematical models and methods of the nalysis of computer networks of control of power supply of railways traction substations L.L. Journal of Automation and Information Sciencesthis link is disabled, 2017, 49(2), стр. 50–60.
https://www.dl.begellhouse.com/ru/journals/2b623940 6278e43e,5bdc44c95254b2ed, 779791cb12ca6912.html

11. Alexander I. Stasiuk, Lidiya L. Goncharova Mathematical Models and Methods of Formation of Intelligent Computer Networks for Control of Power Supply and Optimization of Power Consumption of Railways. Journal of Automation and Information Sciences. Begell House Inc. (США), New York, Connecticut. Volume 50, 2018 Issue 8 , pages 50-65. SCOPUS, Web of Science, ISI, INIS Atomindex, io-port.net.
http://www.dl.begellhouse.com/journals/2b623940627 8e43e,2ec3cf2b062398ac,5e87262e3b8eefd4.html

12. Pukhov G.E., Taylor transformations and their application in electrical engineering and electronics [in Russian], Naukova dumka, Kiev, 1978.

The article has been sent to the editors 30.01.25.
After processing 20.02.25.
Submitted for printing 30.03.25.

Copyright under license CCBY-SA4.0.